

# 可视化搜索用户界面

摘要:

关键词:

## Visual Search User Interfaces

Abstract:

Keywords:

### 1. 引言

搜索系统中,用户界面是用户访问可用数据集的重要通道,能够帮助用户传达其搜索意图、形成查询、理解搜索结果、记录搜寻过程。Hearst 概况了设计搜索用户界面的七条原则,其中最重要的是要避免侵入式,不能干扰用户的信息搜索过程[1]。由于互联网上的大众用户并非专家,因此 Google、Bing 和 Yahoo 等商业搜索引擎仍然使用最简单的界面:关键词搜索框和垂直结果列表。尽管上述搜索引擎很成功,但是并不意味着其用户界面有效实现了用户与底层搜索系统之间的交互。

研究搜索用户界面必须要了解信息搜索模型,用户界面只有符合信息搜索的基本过程才是完整的。Salton 构造了标准的信息发现(Information Seeking, IS)模型,将其确定为三个过程的迭代:确定查询需求、设定查询规范、观察结果[2]。Belkin 延伸此模型引入浏览(Browsing)模式,浏览是对已检索的结果的进一步巡查[3]。探索(Exploration)则是当用户对某个领域不具备专业知识时,进行检索的策略[4]。宏观上,Jarvelin 和 Ingersen 认为信息检索(Information Retrieval, IR)只是用户搜索任务中的最底层的环节,信息发现包含更广泛的含义[5]。普遍认为由查询框和垂直列表构成的标准搜索接口并不适合于在线目录、数字图书馆以及博物馆图片集等大规模的信息集合的探索式查询[多个]。尽管标准界面能清楚地表示检索的相关性,但是无法完整展示信息空间的整体结构。近些年的研究表明可视化检索界面(如分类搜索、聚类导航、动态查询等)能够有效支持用户的信息发现过程[多个]。

随着信息检索技术的日益成熟,搜索任务面对的数据已从传统的结构化转变为非结构化,如文本、图像、音频、视频、图结构数据等。同时数据规模已发生了质的飞跃,到2013年9月互联网上索引的网页已达38.5亿。搜索系统的服务模式也随之发生变化,如谷歌知识图谱(Knowledge Graph)从多个数据源为用户提供关联的信息,Facebook的Graph Search从用户的社交图谱中以自然语言输入方式搜索个性化的信息。知识成为搜索系统的下一个目标,而不仅仅是网页链接。在用户界面上,如何能与这一目标相适应呢?Hearst认为未来搜索界面应与IT技术的发展一致,触屏设备、自然语言处理技术、语音以及网络社会化发展,用户应当以非计算生活中的方式思考、活动[6]。Hoerber提出以可视化技术为核心的网络信息检索支持系统(WIRSS),系统以用户任务为中心,让用户在搜索过程中起主导作用精化查询请求,浏览、探索检索结果,提高搜索系统的能力[7]。探索式搜索是除浏览与信息检索之外,下一代网络搜索中最重要的技术[8],而信息可视化是探索式搜索中除信息检索和信息调研外最为重要的因素[9]。

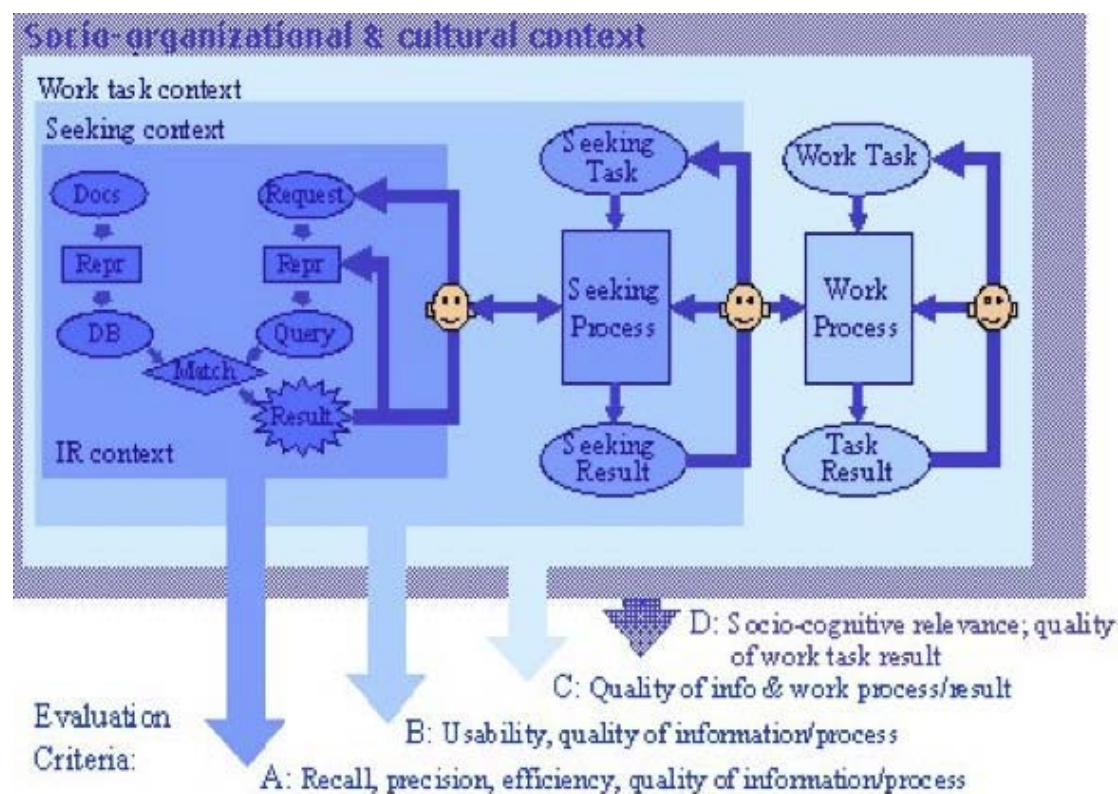
众所周知,在人类认知系统中视觉具有很强的感知通道,可视化呈现和交互能让大规模数据的访问更容易[10]。在探索式任务中对获取结果组织并分组显得对用户更有帮助而且更受用户欢迎[11,12,13]。近年来,可视化用户界面在搜索系统中逐渐被关注,如ebay、淘宝等电子商务平台使用多分类作为导航,标签云在博客系统中大量采用,电子地图中包含路况、乘车线路等可视化图形。在一些复杂的数据集(如分子结构、多媒体数据、时空多维数据等),检索的输入和结果表示都非常困难,可视化已成为重要的工具。本文分析信息可视化在搜索用户界面中的重要作用,探索信息可视化对信息检索的影响,重点研究为什么搜索系统需要可视化(第2节),可视化在查询规范(Query Specification)中有哪些关键应用(第3节),检索结果如何可视化呈现并加以分析(第4节)。本文搜集了大量具有代表性的可视化搜索用户界面实例,通过总结应用实例中的技术与方法,概括如何设计可视化搜索界面。在本文最后对可视化搜索用户界面发展提出展望,认为自然的交互、简洁的可视化以及智能分类是未来搜索系统的主要趋势。

## 2. 信息搜索过程模型

为了设计理想的搜索界面,理解人类信息搜索的过程是十分必要的。尽管搜索过程因人而异,可能经历较长的过程也可能很短,然而本质上搜索实际上是对信息的理解,而且搜索是为了完成一定的任务。Jarvelin和Ingwersen提出搜索上下文模型[5],将搜索过程置身于一定的任务背景甚至社会、文化背景中看待搜索过程。上下文模型最大的优点在于它是对搜索过程最全面的概括,让我们认识到产生搜索行为到得到搜索结果,并最终确定搜索过程是否有效的完整描述。下文都是基于此整体模型,需要注意的是信息发现与信息检索是两个不同的概念,前者具有更广泛的含义,本文提及的这两个概念属于不同范围。

### 2.1. 信息检索的上下文模型

上下文模型将信息搜索表示为层次化的目标和任务模型,每项任务都有自身的目标并且为子任务提供上下文环境,如图1所示。嵌套的上下文模型结构包括:社会文化背景,工作任务背景,搜寻环境以及信息检索上下文。社会文化背景是产生搜索过程的环境,每个用户都处于一定的社会组织中,而且都具有不同的文化背景,比如说为了家庭还是公司查找电脑设备结果略有不同。工作任务是执行搜索的目标任务,例如为即将开始的项目准备资料,一般一个工作任务可以包含一个或多个IS任务。搜寻环境则是具体的搜索过程,可能包含多个步骤;信息检索背景是最细粒度的成分,通常指关键词检索。在上下文模型中,每一层都有其明确的评价标准。对于最内层IR的评价准则是:召回率、准确率、检索效率以及信息/过程质量,而寻求过程的评价准则是:可用性、信息/过程的质量,评价工作任务的要求是:信息质量以及工作过程/结果的质量,最外层的社会文化背景评价标准是:社会认知相关性以及工作结果的质量。



## 2.2. 信息发现（IS）过程模型

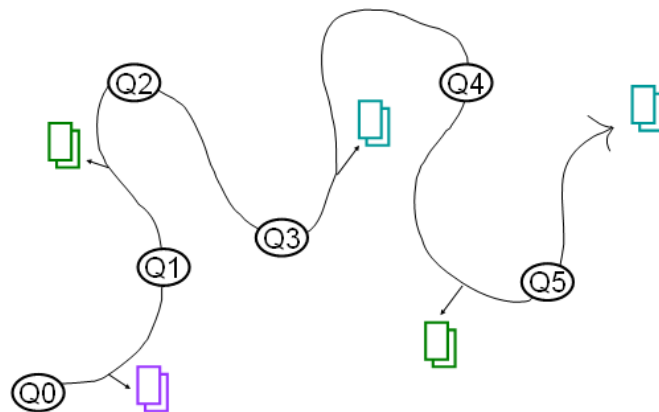
IS 的任务是实现已确定的信息需求，在 IS 层搜索者需要做出决策：去哪里寻找、如何寻找甚至是否去寻找与信息需求相关的信息，最后决定是否使用 IR 系统，或者应用浏览策略从已知信息（如 IR 查询结果）顺着线索找到其他相关文档。信息发现在搜索过程中最为复杂，已经有大量理论成果来刻画这一复杂的认知过程，包括：标准模型、认知模型、动态模型、知识模型、多阶段模型以及策略性模型[1]，这里重点讨论前四个模型。

标准模型中 IS 的过程是一个迭代交互过程，具体包括：甄别信息需求，确定查询规范，观察检索结果，如果需要则重新制定查询规范并查询直到结果满意为止。Marchionini 给出了规范化的定义：信息发现是一种特殊的解决问题的方式，它包括识别和解释信息问题，构建搜索计划，执行搜索，评估查询结果，如果必要则重复此过程[14]。Shneiderman 将信息发现过程概括为四个阶段：查询形成、执行查询、查看结果，精化[15]。2008 年 Marchionini 和 White 从实用性角度扩充了标准模型[16]，使其可操作性更强。

认知模型反映的是人与自然界交流的过程，人首先要知道目标是什么，然后带着此目标根据心智模式（mental model）采取一定的行动来影响自身、其他人或物[17]。Norman 将行为划分为动作执行和结果检验。每当行动结束，都需要评估哪些发生了变化、行动是否获得了既定的目标。Norman 将意图与结果之间的差距定义为执行鸿沟，而确定目标是否实现定义为评价鸿沟。在用户界面设计中，鸿沟越小则系统越使用。

标准模型隐含一种假设：用户需要的信息总是静态的，信息发现的过程是对查询不断精化的过程。然而对信息发现过程认真观察发现：用户的信息需求会随着与搜索系统的交互而发生变化。当用户对查询结果的主题有所了解之后，可能会产生新的子问题。Bates 提出了拾莓（Berry-picking）模型[18]，如，主要包含两点：首先在整个搜索过程中用户会从遇到的信息中不断学习，他们的信息需求乃至查询会连续变化；其次，用户的信息需求难以用一个最终的检索文档集满足，而是一系列搜索行为以及搜索过程中的找到的一连串信息。拾莓模型已被很多观察实验证明有效，O'Day 和 Jeffries 与 15 个商业分析师就他们的搜索任务面

谈，信息发现是一系列由互相关联但不相同的搜索行为连接，而且一个搜索结果很容易触发新的目标产生新的搜索方向，而搜索的价值其实存在于学习和认识信息的过程中，而并不是最终的结果集[19]。



信息发现是在一定的任务下开展的，很自然地可以将信息访问过程分为两个部分：通过搜索和浏览对信息进行检索，对结果的综合推理[1]。此过程可视为理解（Sense-making）的过程，即从大量信息中形成概念表示的过程。搜索只是其中的一步，一些理解过程只有搜索行为，而其他的则包含搜索以及随后的一组分析和综合推理。Cowley[20]等对九名智能分析师进行调查，他们几乎花费相等的时间在 Web 浏览器（用于搜索和阅读结果文档）、文字处理工具（保存引用和分析），以及文件系统（组织文件和目录）。Patterson[21]发现智能分析师非常需要一种工具“操作简单，能够查看、标注文档集合，有助于识别、跟踪数据间的关系，并且能纠正对关系的误解”。

### 3. 查询表述的可视化

搜索系统中如何构造查询表述（Query Formulation）是执行信息检索的第一步，用户以此向搜索系统传达其搜索意图，如用户在搜索框中填写关键词，或点击分类条目搜索感兴趣的商品等。交互式可视化对大规模数据过滤，保留有用的子集，已有工作表明它在数据库查询中起到非常重要的作用，如动态查询[42]允许用户直接操作数据改变查询结果。交互式可视化对查询的影响促成了两类可视化查询表述：基于分类的查询表述和基于特征的查询表述。

#### 3.1. 基于分类的查询可视化

改善搜索用户界面的一类重要方法是对数据进行标注或分类，而随着数据集规模的不断增长，标注的代价成为阻碍分类的主要困难。根据数据集规模的不同，分类先后经历了手工分类、半自动分类、自动分类和众包（Crowdsourcing）分类四种模式，产生了四种分类方法：层次分类、层面分类、自动聚类以及社会化分类。这里我们具体探讨这四类分类方法以及它们是如何应对困难的。

##### 3.1.1. 层次分类

层次分类是利用数据集与数据之间的包含关系组织检索内容，方便用户查询。SuperBook 按书籍的目录结构组织搜索结果，评测表明这种用户界面不仅能加快简单的信息检索任务而且能提高搜索的精度[22]。Amazon 在线音乐商店存储的是固定数量而且经过整理的数据，

根据音乐的类型可以将每张 CD 都归类到一个或多个音乐类别中,如流行、摇滚以及非主流等。Amazon 作为 CD 的所有者对音乐集合进行标注,方便用户查找以此增加销量。Allen 调研了两个相似的数字图书馆 Dewey Decimal System 以及 ACM Computer Reviews 系统的界面,结果表明使用层次分类能有效地组织文档集[23]。图书搜索系统 Cha-Cha 根据网站的结构自动将搜索结果组织成层次结构,便于用户查找难以发现的信息[24]。层次分类不仅适用于数量固定的数据集,而且对动态增长的数据集同样有效。WebTOC 将网站结构组织成树型结构,可以展开或回缩,同时嵌套直方图显示每个文档文本、图片、音频的比例。

但是层次分类界面在 web 应用中遇到了较大的阻力。web 文档是递增的而且未经管理,很难让文档的创建者主动将文档提交到网络目录(如 Google Directory、Yahoo Directory)的不同类别中。为了消除文档规模增加导致的标注代价,Kules 等人通过开发目录项目(ODP)以及美国政府对网站的分类,将 URL 映射到固定的类别中实现有效分类[25]。Chen 和 Dumais 则应用机器学习技术自动把未分类的 web 文档划分到已知的类别中[26]。

### 3.1.2. 层面分类

层次分类是根据数据集的特征进行分组,其主要优势体现在信息检索层面,而在信息发现中更多关注层面(Faceted)分类。层面分类起始于图书馆学,是一组垂直类别的集合、互相独立,如在建筑图中,层面可以是材质(混凝土、砖、木头等)、风格(巴洛克式、哥特式、明式等)、位置等[27]。层面分类可以让用户根据当前的搜索任务和已有知识对搜索附加一定的限制。例如,如果用户已经明确自身的预算和对电脑配置的最低要求,那么可以逐渐调整不同层面的限定条件,直到找到满意的产品。层面分类在很多电子商务平台上得到应用,例如 eBay 允许用户分别对价格、颜色和尺寸各自限定查询范围。谷歌的产品搜索以及淘宝、京东也提供了类似的用户界面,不同的是 eBay、淘宝和京东都是对自己的产品进行分类而谷歌是对整个互联网上的购物网站进行分类。

Flamenco 使用多级层面搜索界面对固定大小的文档集进行搜索,用户选择任何层面都会对搜索结果产生明显改变。文献[28]对比 Flamenco 用户界面和关键词搜索界面的实用性,对艺术和建筑图执行结构化开放式的探索任务。使用 Flamenco 的用户发现找到相关图片的成功率更高而且用户更愿意使用 Flamenco。Exhibit[29]在很多方面都与 Flamenco 相似,但有一些独特的改进,比如在 Flamenco 中选择会过滤所有的层面,而在 Exhibit 中只对其他的层面过滤而选中的层面不做变化。这样做有两点好处:首先,用户能够很容易改变其选择;其次,用户在同一层面能做多次选择。用户可以随意组合选项,例如可以同时选择红色和蓝色服装,而不只是红色或蓝色。

Rave Browser (RB) [30]采取了另一种层面搜索方法,考虑到多重选择可能导致结果交叉,其特点在于点击一个层面后可以预览对其他层面的影响。当鼠标停留在一个选项上时,柱状图色块会缩短表示选择该选项后剩余的文档数量。mSpace[31]采用与 iTunes 类似的布局,以从左到右的列集合表示层面。每列都可以完全弹出,用户可以任意选择其他层面,但是只有最右端的列才会过滤。这种表示方式的一个优势在于用户随时能看到当前的浏览过程,不会在层面搜索中迷失。在实用性上,层面搜索非常简单易学,Wilson[32]针对 mSpace 比较了层面搜索和关键词搜索,发现 50% 的用户第一次进入该系统就使用层面搜索,而第二次访问时使用层面搜索的用户达到 90%。面对复杂查询调查发现,层面搜索的效率是布尔搜索的两倍,是高级搜索的三倍。

在层面分类中同样存在如何生成层面的问题,对于规模小的数据集可以由用户人工根据元数据抽取层面,并对数据进行分类。然而对于互联网上的文档,则需要自动化的方法抽取层面。Dyna-Cat[33]根据医学术语库中的本体对搜索结果集自动分类,同时系统对分类后的文档增加标签,用户界面根据标签中的层面信息将搜索结果组织成可视化视图。层次化层



面元数据系统可以创建层次化的类别集合，每个类别对应一个层面，这种系统可以灵活、直观地浏览大数据集，能增强用户发现信息的感受而不会造成迷失[34]。Castanet 分析每项数据（文档、图片、引用等）关联的文本描述内容，利用 WordNet 将文本中的词条构建成层次树结构，同时将文本与层次树中的节点相关联方便用户浏览[35]。



### 3.1.3. 聚类

当数据集非常庞大或者杂乱时，很难使用层面分类。有时查询对象或用户意图经常变化，即使事先确定了层面也很难有用。因此自动识别数据集或结果集中数据属性显得非常重要，这种方法称为聚类。聚类是指根据某种相似性度量将数据自动分组聚集。相似性通常可以通过特征之间的关联或距离来度量，而特征则是能反映观察数据的可测量的属性，如文本聚类中特征通常是单词或短语。聚类最大的优势在于完全自动化而且不用手工标注，在当前流行的信息检索度量（精度和召回率、任务完成时间）上效果非常好[36]。Yippy(yippy.com)使用 Metasearch 技术将用户请求转发到各大搜索引擎，Yippy 对搜索的网页进行同质化处理，抽取数据来源、网页关键词等元数据并依此聚类，通过标签展示聚类结果，用户可以根据标签选择感兴趣的内容。

聚类方法可以概括为两种：统一聚类和多元聚类。统一聚类是基于单个共同的特征，而多元聚类则是基于多个共同特征，根据总体相似性对文档分组（如 K 均值和凝聚聚类算法）。早期应用于文档聚类的算法大都采用多元聚类（如分散/聚拢(Scatter/Gather)系统），但最近的工作表明一元聚类更容易让用户理解，因为聚类标准是相对透明的。早期最著名的关于搜索用户界面的文档聚类研究是分散/聚拢系统[37]，它将文档表示为向量，通过层次凝聚聚类算法实现文档的聚类，并动态创建图形化的层次结构实现对文档集的导航。通过将文档聚类成主题一致的簇，对用户展示描述性的文字化总结。多元聚类将由词条构成的总结刻画每个簇，并形成提示性的标题。用户根据标题中的信息选择最感兴趣的子类（聚拢过程）然后再对其内容进行重新聚类（分散过程）。Pirulli 等用分散/聚拢系统浏览大规模文档集验证其实用性，结果表明它能有效地帮助参与者查看文档内容和文档集的结构，但是查询相关文档时

不如标准的相似性搜索，参与者只能浏览而无法搜索。将文档聚类方法与传统的搜索技术结合，对查询获取的文档进行聚类更有效[38]。

一元聚类根据主要成分聚类，生成的标签比多元聚类更容易理解。Käki对一元聚类算法界面Findex进行可用性调查[39]，让16个参与者每人使用该界面2个月。日志分析结果发现用户选择点击聚类进行查询平均占26%，而且聚类的比例呈递增趋势，到调查的最后几个星期达到了39%。而用户选择聚簇主要是想将那些在标准搜索中评分低的文档移动到更高级别。在一些情况下查询比较模糊或查询语句不具体的时候，重要的结果可能没有在结果列表的顶端出现。簇的多少会对用户的选择产生影响，在分组界面中显示多少群组才合适？Käki针对一元聚类界面分别对10、20、40个分组进行实验，结果表明40个分组显得非常多，同样的搜索要比10分组个花费更多时间。

由于聚类的非监督特性，聚类方法产生的第一个问题是无法保证层次结构的语义正确性，当聚类生成的层次结构语义上不一致时，用户很容易产生困惑[40]。例如在对计算机科学文档聚类时生成的聚类包括人工智能、计算机理论、计算机图形学、政府、以及法律问题等。显然后面两个主题要比前面的更具一般性，已经超出了通常的计算机科学领域。聚类的另一问题是基于整个文档的相似性聚类很容易导致文档完全相似或完全不同[1]。例如汽车工业相关的文章，关于日本车和德国车的文章是应该根据地理位置还是能量级别划分或其他的标准。

### 3.1.4. 社会分类

web2.0的发展促成了社会分类的发展，如书签、标注、合作反馈评价。Yoogle下标1允许用户向上或或向下移动搜索结果，提供了相关性的反馈影响未来搜索中的权重。谷歌对个人账户的用户允许其对搜索结果重排序，满足用户的个性化需求。Wikia Search2则允许用户对搜索结果分级评分。在这些系统中，用户直接操作搜索结果，甚至对后续的搜索产生影响。

社会标签（Tag）开创了文档平坦分类的模式。Flickr3是照片存档网站，几乎完全依赖于用户的标注实现关键词搜索。标签的负面影响是这样的标签分类模式很难直接向用户展示，因此他们通常仅仅是辅助关键词搜索而不能像层面或分类系统那样帮助用户交互浏览文档。当前流行的标签展现形式是标签云，虽然标签云无法帮助用户查找特定信息，但是它对于用户理解信息很有用[]。尽管直接证明社会分类模式的研究较少，但是逐渐有一些研究崭露头角。Millen就企业级搜索软件中的社会书签进行调查，八周的实验表明社会书签是有效的[41]。

## 3.2. 基于特征的查询表述

当数据集合中包括文本信息，关键词能够帮助用户快速找到想要的结果。但是对于非文本数据，有时用户很难用恰当的查询语句来描述其意图，例如检索奔跑中的马的三维模型、价格单调下降的商品、特定结构的分子等。如果构造一些特征传达查询意图则能弥补用户与计算机之间的语义鸿沟。可以将单调下降用从左到右的斜线表示，可以用点线图描述分子结构，甚至可以像动态查询[42]移动滑动条的位置改变特征变量值。以特征作为查询表述，首先特征应该很容易被人理解，复杂的图形或结构容易让人产生误解不利于交互；其次，特征要易于表示，用户通过简单的交互就可以构造文字无法描述的查询意图；最后，如何将特征转换为机器可以计算的数值是特征表示的难点，需要应用不同领域知识进行抽象。本节就不同的应用领域分别就特征选择、表示以及数据抽象讨论基于特征的查询表述。

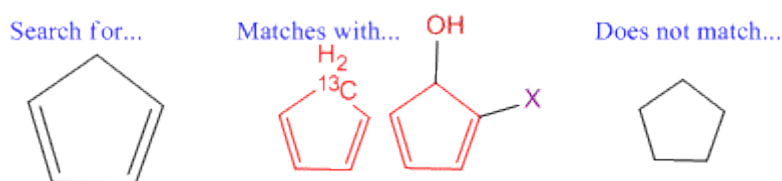
### 3.2.1. 分子结构检索

分子结构复杂多样，大多数专家都习惯于将分子以二维或三维结构表示，然而这种结构

很难直接存储于数据库。WLN(Wiswesser Line Notation)[43]是第一个线标注的精确描述复杂分子式的语言，语言简洁且符合化学专家的思维习惯，但是检索过程复杂直到近期才开始广泛使用。SMILES (Simplified Molecular Input Line Entry System) [44]定义了一组分子结构规范，如原子、键、环路等，并且按照结构图生成算法以 ASCII 字符串表示。分子按照 SMILES 语言描述可以唯一地映射到字符串，不会产生歧义，二维或三维结构以字符串存储有利于分子结构检索。SMARTS 扩展 SMILES 对原子和键添加通配符支持分子子结构查询[45]。

分子结构查询主要有两类方法：子结构查询和相似性查询。数学上，子结构搜索是子图同构问题，需要用户足够了解分子的几何结构（如距离、角度等），只有与输入结构完全一致的分子才返回用户，这一定程度限制了搜索的友好性。相似性搜索则是以整个分子作为搜索对象，检索数据库中所有符号表示的分子结构，匹配的结果根据相似性大小排序。

无论是哪种查询方式，化学专家都希望以二维或三维分子结构这种直观的方式作为查询表述，而不是令人费解的符号串。ChemFinder 是 CambridgeSoft 开发的智能化可视化搜索界面，用户可以在图形化界面中选择组件构建化学分子结构，检索系统将分子结构转换成特定的符号串，数据库会从所有分子式找出最相关的结果并可视化呈现[46]。下图例子是查找符合“环戊二烯（cyclopentadiene）”条件的化学式。



### 3.2.2. 三维模型检索

三维模型通常具有颜色、纹理和形状等特征，基于内容的检索根据模型特征匹配结果是三维模型检索的主要研究方向。通常用户感兴趣的主要是三维模型的形状，形状是三维模型最为本质的特征，可以作为区分模型的主要依据。以手绘草图(Sketch)表示形状特征是十分自然的，能够传达文本或自然语言无法表示的信息。

实际应用中三维模型的空间位置、大小和方向都是变化的，几何变换是影响三维模型形状特征描述的重要问题。三维模型形状描述符(Shape Descriptor, SD) 必须满足几何不变性，即对模型的平移、旋转、缩放等几何变换具有不变性。常见的形状描述符包括：形状直方图(Shape Histogram)、形状分布(Distribution Shape)、球面调和函数(Spherical Harmonics)、三维调和函数向量(3D Harmonics Vector)、扩展高斯图像(Extended Gaussian Images)。

形状特征匹配的过程是：首先计算查询草图与库中模型形状特征之间的距离，然后根据数据库模型和查询草图的邻近度分类，最后将距离最近的前 K 个模型返回。直接匹配法是最简单的形状特征匹配方法，计算相似性时，将两个模型以重心为基准点平移对齐，计算对应点的距离[47]。相似度计算简单，但是对齐操作是一个耗时的工作，对于大型数据模型库和实时系统来说，使用这种方法的效果不够理想。

普林斯顿大学在三维模型搜索领域做出了开拓性工作[48]，提出了基于二维、三维草图的查询，采用了球面调和函数作为形状描述符，该描述符具有几何变换不变性，适合三维模型的相似度匹配，但是对用户绘制的具有内部细节的草图匹配较差。2012 年他们提出在搜索的结果模型中指定一些特征进行内部细节精确搜索的方法[49]。台湾大学的三维对象检索系统对二维草图的支持更好可包含内部细节[50]。

### 3.2.3. 多媒体搜索

图像中表达特征的线条基本决定了其色彩内容，以草图作为特征与图像做比较是极其自



然的检索方式，但是直接比较是非常困难的。早期的图像描述符主要有基于亮度、颜色或方向的直方图、基于边的直方图等，但是可伸缩性差，无法对百万级图片进行草图检索。考虑到输入草图与图像特征的不对称性，Eitz 等提出了一种基于结构化张量的描述符[51]。该描述符目的是确定图片中梯度较大的区域中线条的朝向。彩色图片和草图经过相同的预处理阶段可以计算张量描述符，通过相似性计算可以得到近似的图片。Sketch2Photo 是基于互联网的图像合成系统，可以将用户输入的带文字标签的手绘草图半自动地转换成一张具有真实感的合成图像[52]。基于草图的图像检索还有 Retrievr 以及 MindFinder。

Legg 为威尔士橄榄球联盟开发了基于草图搜索的视频分析系统[53]，传统的基于草图的视频搜索都以机器学习算法为核心，在一些应用中无法充分标注语义信息。而该系统改变了这一格局，制定一套可视分析的流程让用户参与搜索过程，交互选择感兴趣的结果。该系统以位置、距离和方向作为草图的特征，通过计算与视频中提取的相同特征的相似性寻找匹配的视频帧。分析系统交互自然、易学习，且查询的不确定性低。

### 3.2.4. 时间序列查询

时间序列数据是按时间顺序排序的观测值的集合，如逐日股票价格、逐年降雨量、逐月产品销售量。时间序列受其长度的影响检索较为困难，通常有两类查询方式：模式存在查询(Pattern Existence Queries)和形状匹配查询(Shape Match Queries)[54]。在模式存在查询中用户只关心时间序列中的一般模式而不注重细节，是近似查询；而对于形状匹配查询用户关心的是与查询数据相似的形状，属于子序列查询，需要精确的匹配。

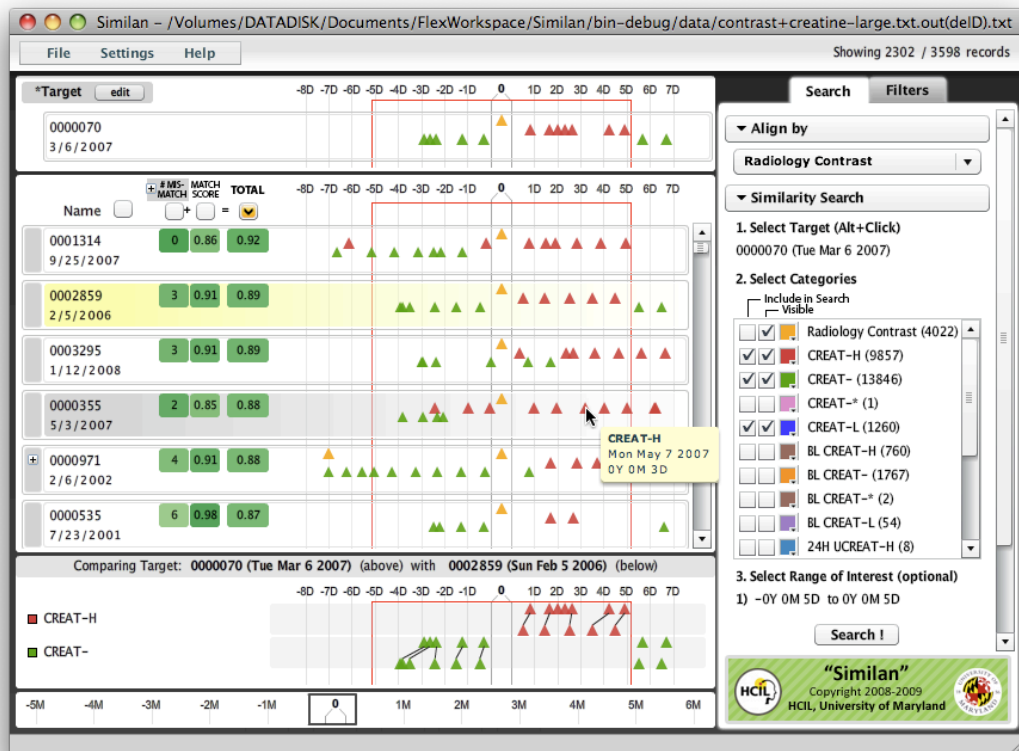
时间序列的表示很大程度决定了查询的效率，Fu[55]总结了时域中三类主要的表示方法：采样、特征点、符号表示。最简单的表示方法是采样，但是低采样率会造成特征丢失。分段平均值以一小段时间序列的平均值代替采样，这种方法称为 PAA (Piecewise Aggregate Approximation)。另一种近似方法是用直线段近似表示一段时间序列，如 PLR (Piecewise Linear Representation)。时间序列中具有显著特征的时间点（称为感知重要点(PIP)）是非常重要的，经 PIP 表示的时间序列能保持原有数据的基本特征。以符号表示时间序列形式简单，可以利用现有的字符串匹配技术来查询时间序列，代表的有 SAX(Symbolic Aggregate Approximation)、SDA(Shape Description Alphabet)、SDL(Shape Definition Language)等。

基于样例的查询(query-by-example)是一种常见的子序列查询交互方式，需要用户输入数据的细节。QuerySketch 是股票交易记录的可视化查询软件，用户可以任意绘制一段曲线作为样例，从数据库中查询相似模式的时间序列[56]。然而在模式存在查询中，用户不需要精确匹配，需要根据数据的趋势或模式得到近似的结果。

交互式图形界面是发现时间序列内隐藏的模式的一种重要方法，在图形界面中用户可以指定查询特征。MIMSY 是较早使用交互式工具查询时间序列的例子，它用传统的 GUI 组件文本框、下拉菜单等搜索股票数据中用户感兴趣的趋势[57]。SIMILAN 设计了可编辑的特征交互界面（图 X），通过可视化地编辑健康记录，可以在上百万的病历中寻找具有相似症状的病人[58]。Hochheiser 设计了一种动态查询工具：Timebox，直接在时间线上操作限定查询条件[59]。视觉上，timebox 是一组矩形框，横向为时间，纵向为约束值。查询模型定义为：

给定一个时间序列集合，如果 timebox 覆盖时间区间 $[x_1, x_2]$  ( $x_1 \leq x_2$ ) 且约束值为 $[y_1, y_2]$  ( $y_1 \leq y_2$ )，则仅返回值 $(x, y)$ 应满足 $x_1 \leq x \leq x_2$  且  $y_1 \leq y \leq y_2$ 。

TimeSearcher 工具扩展了 timebox，支持交互式定义和修改查询，增强了探索时间序列数据集的效率并引导用户挖掘数据中隐含的模式。



Bernard 等人面向数字图书馆中的时间序列数据开发了可视化检索原型系统[60]。系统提供了基于样例和草图两种输入方式,事先对数据采取离散化、插值、异常值检测等预处理,再从时间序列中提取特征(使用聚集函数)存储于数据库中。当用户检索时,系统计算输入特征与数据库中存储特征之间的距离度量得到排名值。为了方便用户探索数据,系统利用 SOM 方法将时间序列组合成可视化目录,形态相似的数据在同一目录中。

#### 4. 可视化组织搜索结果

垂直列表能很有效地表示查询结果的相关性,但是无法呈现全局视图,不能体现搜索结果在整个信息空间中的位置,如信息空间的边界如何(Skyline),是否体现信息空间中不同的方面(多样性)。很多工作表明交互式可视化能够提高信息检索和数据查询的效率[61]。可视化除了用于查询表述之外,还可以表示查询结果,例如查询结果中相似的文档可用相同颜色编码聚类表示。可视化地组织查询结果主要有两种目的:1)增强结果的语义,让用户快速发现感兴趣的信息;2)为了交互式探索,经过多次迭代分析,发现数据中隐含的模式和规律。数据类型和数据规模会对结果的可视化设计产生影响,例如文本数据需要体现数据中频繁出现的词句,数据量大的查询结果可视化则需要占据更大的屏幕空间。从应用的可视化技术方法上看,聚类、降维是应用最多的方法,另外多视图和关联的方法也逐渐受到关注。

##### 4.1. 数据类型的影响

不同类型的数据在可视化表示上具有不同的特点,量化数据能直接计算因而可以直接对应到坐标值在二维空间中可视化,而类别型数据则需要进行转换方能投影到二维平面上。

文本型数据是最早成为可视化检索研究对象的数据类型。文本检索目的是确定一组文档或文档引用以便进一步研究。然而检索系统对用户是透明的,用户可能不知道文档集的结构也不知道文档检索的计算方法,甚至无法看到检索结果的全局视图。VIBE[62]以文档集合的

元数据为信息点（Point-Of-Interest）计算文档在不同信息点下的布局，全局视图提高了用户的检索效率。TileBars[63]分析检索结果的内部结构，将文档长度、检索词在文档中的出现频率以及检索词在文档中的分布情况压缩在矩形像素图中表示，与文档内容一起呈现。从TileBars 中用户能快速发现每个文档的细节，帮助用户理解文档与检索词的潜在相关性。xFIND[64]以散点图表示文档检索结果，图中用图标表达相似性、文档大小、时间顺序等信息。

层次结构数据存在明显的层级关系，是可视化结果组织的重要数据类型，如数字图书馆是典型的层次数据，元数据间存在固定的类属关系。在检索系统中，可视化组织要体现数据的层次结构。InfoSky[65]根据类别用 Voronoi 图将信息空间分割成星系。CitiViz[66]和 EtanaViz[67]使用双曲树表示文档间的层次关联关系，同时用散点图让用户调节参数查看文档细节。有时，可视化结果还要满足应用的要求，如体现检索结果在全局信息空间中的“位置”。Resultmaps[68]将搜索结果按话题分类表示为树图（Treemap），作为结果列表的补充。Resultmaps 展现了搜索结果的整体结构，用户很容易发现离群点，而且可以查看搜索结果所属类别。Nocaj[69]使用基准图（Reference Map）划分信息空间的格局，查询结果命中情况以及查询结果间的关联关系以新的图层覆盖在基准图上。

多层面文档包含多方面信息，而且层面之间可能还存在一定的关联，结构较为复杂。为了让用户更好地探索数据，结果可视化能让用户过滤所关心层面的内容，突出数据不同层面间的关联关系，乃至展示文档内容。VisGets[70]使用话题、时间和空间不同视图分别表示不同的层面，用户改变任何一个层面的内容其他视图随之改变。VisGets 以缩略图表示检索结果，每幅图包含文档中关键词及其出现频率。FacetAtlas[71]以医学文档为研究对象，把文档内容划分为：病症、疗方、病因、诊断和预防等层面，根据核密度函数聚类相似的文档以热力图表示，而不同文档中相同层面的内容则以颜色边相连。Collins[72]提出平行标签云（PTC）的可视化方法，将不同层面的描述词汇编排成列，列之间以链接表示同时出现的关联词语。DBLP 数据关系复杂，PivotPaths[73]从作者、论文及引用三个层面定义数据，通过标签及其连线可视化三个层面之间的关系。

社交网络作为新媒体数据量大且关系复杂。群体和话题是社交网络中最重要的要素，可视化组织社交网络数据需要展示社交群体、群体中用户的中心性、话题的传播过程以及群体对话题的情感态度等。社交图谱是描述社交关系的常用方法，以节点表示用户，节点间的距离代表用户关系的亲密程度，图谱中关联度高的节点具有较高的中心度。SmallBlue[74]用点线图表示企业内部同事间的联系情况，Bottlenose(<http://bottlenose.com>)则用雷达图表示活跃的话题、参与的用户，可以准确地把握用户关注的话题、兴趣爱好以及朋友的亲密状况。Twitonomy(<http://twitonomy.com>)以统计图表示推特中数据，能够快速发现只有单向关联的用户。TwitInfo[75]提出了智能发现 twitter 中事件的方法，用时间线表示推特中的事件，并以推文中的关键词自动标注，结合地理位置、情感分析以及 URL，TwitInfo 让用户能够全面地了解事件。TwitterScope[76]则以地图作为可视化隐喻表示话题的动态演变情况，并提供了交互工具帮助用户进行形势观察。

其他多维数据检索。。。polaris、lifeline、jigsaw, Visualization Schemas (snap)

## 4.2. 数据规模的影响

现代数据采集方式越来越先进，数据规模也随之大大增加，不同规模的数据对可视化的要求不同。数据规模增加带来的第一个问题是感知和交互上的可伸缩性。使用传统的方式显示百万级别分辨率的图像，可视化每个数据点将导致过度绘制，超越人的感知和认知范围。分类、过滤、动态查询等交互方法去除无关图元，让用户更清楚地查看结果。然而采样或过滤会丢失有意义的结构或离群点。数据规模增加引起的第二个问题是数据计算量增加，查询

大规模的数据库会引起高延时,影响交互的流畅度。预计算、分而治之等方法得到广泛应用。

数据立方体(Data Cubes)作为底层数据模型常用于多维数据检索。数据立方体是含有多维属性的统计实体,允许以多维对数据建模和观察。它由维属性和度量属性定义。维属性反映了人们挂查问题的特定角度,例如时间维、地区维等。度量属性是反映主题的量化指标,比如产品的销售量等。假设数据立方为  $n$  维,则每维共有  $|d_i|+1$  个值,其中  $|d_i|$  是指第  $i$  维中互不相同的属性值。利用数据立方体可以对数据进行多角度、多层次的分析和挖掘。在可视化上也十分自然, Ploaris 构造了多层次可视化分析系统,让用户方便地通过观察分析数据, Ploaris 已在商业上得到成功应用。数据立方体模型简单而有效,但是当数据维度增加时,计算量和存储量呈指数上升。

PetaCube 是一个高度压缩的结构,可有效用于计算、存储和查询数据立方体。PetaCube 能够识别数据立方体中的前缀和后缀中存在的冗余,冗余部分不被存储。假设数据立方体中有四个维度,分别为  $a$ 、 $b$ 、 $c$ 、 $d$ 。维度  $a$  出现在四个分组(Group-by)操作中( $a$ ,  $ab$ ,  $ac$ ,  $abc$ ),通过枚举实际表中的分组情况,消除所有不出现的前缀。后缀的处理则更简单,如果分组操作值相同,则合并这些分组。

Immems 从可视化的角度出发,认为实际显示的数据应受限于选择的分辨率而不是数据本身的大小。ImMens 在每个维度上定义 bin,对落在每个 bin 上的数据点进行计数,运用直方图或热力图来可视化数据分布。基于 bin 的聚类方法能够保留数据完整的概貌而不流失局部特征,如离群值。为了能让数据能够加载到内存,类比 google map 提出了 data tile 的概念,将高维数据拆分成多个三维和四维的数据瓦片,通过独立计算低维数据瓦片减少一次数据计算量和存储量。

Nanocube 是面向大规模多维时空数据集为交互式可视化而构建的数据立方体,支持百万到上亿条数据的快速查询,实现多维时空数据集的实时探索和可视化。Nanocube 将维度分为三类:空间、类别和时间,并按照此顺序根据维度的不同尺度构建索引。空间索引基于四叉树结构,分类索引则表示为平坦树,只有两级,而时间维度则采用一维的求和区间表表示,索引的叶子节点是对特定维度组合的度量值。Nanocube 目前支持热力图、直方图、折线图和并行坐标等常用的可视编码。

### 3.3 技术方法:聚类、降维、层次、关联(根据数据类型不同)、coordinated view

为了让用户更好地了解查询结果,形式简洁、布局合理的可视化设计和编码是十分必要的。本节重点探索结果组织中的可视化设计方法,说明其方法的有效性。其他方法如变形方法包括鱼眼、magic lens 等,虽然能让用户关注数据的重要细节,但是用户调查发现大多数情况下并没有多大用处。

#### 3.3.1 基于像素的方法

基于像素的方法通常是按照特定的规则将绘图空间按像素点划分成不同的区域,每个区域都有特定的含义并采用颜色编码。Visislands 应用层次凝聚聚类算法对搜索结果预聚类,产生聚类中心点并随机分布。开始所有属于同一类的文档都布局在以中心点为圆心的圆周上,随后根据文档之间的相似性计算相互间的引力,经多次迭代后达到平衡。绘图空间均匀分割成网格,网格内文档数越多则权值越大。前文提到的 Tilebars 将文档的元数据表示在像素图中,而 TwitScope 则是将聚类结果隐喻成地图并填充颜色。

热力图在二维平面图形化地表示数据,每个数据值用带颜色的像素或矩形表示,较大的颜色越深,反之则越浅。热力图表示的数据往往需要经过一定的处理,如聚类、降维等。Au 等使用 SOM 算法得到文档在平面上的分布,经热力图可视化后,可在文档空间中探索模式、了解文档的概貌以及文档之间的关系。Chen 等人针对浏览和搜索任务对热力图表示的聚类与 Yahoo! 娱乐分类进行比较,发现热力图表示能增强用户关键词检索,召回率得到提升。

### 3.3.2 层次结构表示

结果聚类将搜索的结果组织为层次树并且对树中分支加以标注,用户可以通过浏览层次树查看搜索结果,层次树尤其对信息量大、多义、结果较差的查询尤其有效[10]。

树是表示层次数据最直接的方法。。。

**Treemap** 通过空间划分表示层次结构,数据经过聚类后形成二维平面的最上层的划分,划分的区域越大则该类别的搜索结果越多。顶层区域还可以逐层划分,直到空间不可分或层级达到最大值。用户借由 **treemap** 可以在任意层次查看类别以及该类别中的搜索结果。**Nocaj** 用 **Voronoi** 图表示 **treemap** 的单元,因为这种树图对时变层次数据更具鲁棒性,而且生成的多边形更易于记忆。**Clarkson** 对 **ResultMaps** 开展了两组用户调查,表明用户主动接受这种结果表示方式,而且搜索效果要比文本表示更好。

多尺度

### 3.3.3 关联表示

很多时候查询结果不仅要表示内容,而且要体现数据之间的关联,例如查看学者之间的合作关系、微博用户社交关系、以及药物与疾病的关联等。

可视化中表示关联通常有两种方式,一是连线,二是矩阵。连线方法直观易追踪,而矩阵能表示两两关联且易于排序。**PivotPaths**, **collins**,

### 3.3.4 多视图表示

当查询数据比较复杂时,由于显示空间有限难以在同一视图中完全呈现,多视图方法是在不同的视图中表示数据的不同维度信息,并且对多个视图进行有效地关联和结合。

协同视图 (**Coordinated View**) 用简单的交互实现复杂多维数据查询,通过协同视图用户可以洞察信息空间中不同维度间的相互依赖性。**Visgets**、**TwitInfo**使用不同交互式视图表示地理位置、主题、时间线等信息,当用户在某一视图中选择特定数据元素时,可视化系统在其他所有视窗中用类似的标识方法显示与选定数据相关的内容。

交叉过滤 (**Cross-filtered**) 视图主要用于多维数据查询,每个视窗只显示数据一个维度的值,用户经过一系列查询操作(分组、过滤、投影、选择)后,用户可以对比最终数据值发现潜在的模式。与交叉过滤类似,**Jigsaw** 通过动态选择在表空间中执行交叉过滤,**XmdvTool** 定义一种 **N** 维的超立方体刷子同时作用于多个维度,**Tableau** 使用拖放操作动态编辑数据属性改变不同视图的可视化结果。

## 4、未来发展

对结果聚类能让用户看到简洁的相关结果的概貌因而引起大量关注。很多商业化的元搜索 (**Metasearch**) 引擎都具有结果聚类的特性,如 **Kartoo**, **Lingo3G**, **Excite**, **MetaCrawlerWebCrawler**, **Dogpile**, **Mamma**, and **Clusty**。**Sherman** 已经证明了其有效性,他认为从 2001 年到 2004 年最有效的元搜索引擎搜索引擎室 **Dogpile**, **Mamma** 和 **Clusty**。三大搜索引擎(**Google**, **Yahoo** 和 **Bing**)也对这项技术感兴趣,因为它被认为是 **PageRank** 的未来(**Beal**, 2004; **Mook**, 2005)。结果聚类是

交互自然、可视化简洁 ('**Natural**' Search User Interfaces)

## 参考文献

- [1] Hearst, M. Search User Interfaces[M], London: Cambridge University Press, 2009
- [2] Gerard Salton. Automatic Text Processing: the Transformation, Analysis, and Retrieval of Information by Computer [M]. Addison-Wesley, Reading, MA, 1989.
- [3] N. Belkin, P. G. Marchetti, and C. Cool. Braque – Design of an Interface to Support User Interaction in Information Retrieval [J]. Information Processing and Management, 29(3):325–344, 1993.
- [4] White, R. W., Kules, B., et. al. Supporting Exploratory Search [J]. Communications of the ACM, 49(4),



36–39, 2006.

- [5] Wilson, M. L., et al. From Keyword Search to Exploration: Designing Future Search Interfaces for the Web. *Found [J]. Trends Web Sci.* **2**(1): 1-97. 2010
- [6] Hearst, M. A. 'Natural' Search User Interfaces [J]. *Commun. ACM* **54**(11): 60-67, 2011.
- [7] O. Hoeber, Human-Centred Web Search, In *Next Generation Search Engines: Advanced Models for Information Retrieval* (C. Jouis, I. Biskri, J-G Ganascia, and M. Roux, editors), IGI Global, pp. 217-238, 2012.
- [8] D, M., et al. (2008). "VisGets: Coordinated Visualizations for Web-based Information Exploration and Discovery." *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics* **14**(6): 1205-1212.
- [9] White, R.W., Kules, B., Drucker, S.M., and schraefel, m.c. Supporting Exploratory Search, *Introduction to Special Section of Communications of the ACM*, Vol. 49, Issue 4, (2006), pp. 36–39.
- [10] CARD, S. K., MACKINLAY, J. D., AND SHNEIDERMAN, B. *Using Vision to Think*. Morgan Kaufmann, Chapter 1: Information Visualization, 1–34. 1999.
- [11] YEE, K.-P., SWEARINGEN, K., LI, K. & HEARST, M. (2003) Faceted metadata for image search and browsing. *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human factors in Computing Systems*, Ft. Lauderdale, FL. New York, ACM Press.
- [12] PRATT, W. (1997) Dynamic organization of search results using the UMLS. *American Medical Informatics Association Fall Symposium*, 480, 4.
- [13] Kaki, M. (2005). Findex: Search result categories help users when document rankings fail. In *Proceedings of ACM SIGCHI*.
- [14] G. Marchionini. Information-seeking strategies of novices using a full-text electronic encyclopedia. *Journal of the American Society for Information Science*, 40(1):54–66, 1989.
- [15] B. Shneiderman, D. Byrd, and WB Croft. Clarifying Search: A User-Interface Framework for Text Searches. *DL Magazine*, January 1997.
- [16] G. Marchionini and R.W. White. Find What You Need, Understand What You Find. *Journal of Human-Computer Interaction*, 23(3):205–237, 2008.
- [17] D.A. Norman. *The Psychology of Everyday Things*. Basic Books, New York, 1988.
- [18] M.J. Bates. The design of browsing and berrypicking techniques for the on-line search interface. *Online Review*, 13(5):407–431, 1989.
- [19] Vicki L. O'Day and Robin Jeffries. Orienteering in an information landscape: how information seekers get from here to there. In *Proceedings of the INTERCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI'93)*, Amsterdam, April 1993. IOS Press
- [20] P. Cowley, L. Nowell, and J. Scholtz. Glass Box: An Instrumented Infrastructure for Supporting Human Interaction with Information. *Proceedings of the 38th Annual Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS'05)*, pages 296c–296c, 2005.
- [21] D.A. Norman. *The Psychology of Everyday Things*. Basic Books, New York, 1988. ES Patterson, EM Roth, and DD Woods. Predicting Vulnerabilities in Computer-Supported Inferential Analysis under Data Overload. *Cognition, Technology & Work*, 3(4):224–237, 2001.
- [22] EGAN, D. E., REMDE, J. R., GOMEZ, L. M., LANDAUER, T. K., EBERHARDT, J. & LOCHBAUM, C. C. (1989) Formative design evaluation of SuperBook. *ACM Transactions on Information Systems*, 7, 30-57.
- [23] ALLEN, R. (1995) Two digital library Interfaces that exploit hierarchical structure. *DAGS95: Electronic Publishing and the Information Superhighway*.
- [24] CHEN, M., HEARST, M., HONG, J. & LIN, J. (1999) Cha-Cha: A system for organizing intranet search results. *Proceedings of the 2nd USENIX Symposium on Internet Technologies and Systems*. Boulder, CO, October 11-14, 1999.

- [25] Kules, B., Kustanowitz, J., & Shneiderman, B. (2006). Categorizing web search results into meaningful and stable categories using Fast-Feature techniques. In Proceedings of the Sixth ACM/IEEE-CS Joint Conference on Digital Libraries, Chapel Hill, NC(pp. 210–219). New York: ACM Press.
- [26] CHEN, H. & DUMAIS, S. (2000) Bringing order to the Web: automatically categorizing search results. Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems, 145 - 152.
- [27] Hearst, M., Elliot, A., English, J., Sinha, R., Swearingen, K., & Yee, P. (2002). Finding the flow in web site search. Communications of the ACM, 45(9), 42 - 49.
- [28] YEE, K.-P., SWEARINGEN, K., LI, K. & HEARST, M. (2003) Faceted metadata for image search and browsing. Proceedings of the SIGCHI Conference on Human factors in Computing Systems, Ft. Lauderdale, FL. New York, ACM Press.
- [29] HUYNH, D. F., MILLER, R. & KARGER, D. (2007) Exhibit: Lightweight Structured Data Publishing. Proceedings of the World Wide Web Conference.
- [30] ZHANG, J. & MARCHIONINI, G. (2005) Evaluation and evolution of a browse and search interface: relation browser. Proceedings of the 2005 National Conference on Digital Government Research. Digital Government Research Center.
- [31] SCHRAEFEL, M. C., WILSON, M. L., RUSSELL, A. & SMITH, D. A. (2006) mSpace: improving information access to multimedia domains with multimodal exploratory search. Communications of the ACM, 49, 47–49.
- [32] Wilson, M. L. and schraefel, m. c. (2008) Evaluating Collaborative Search Interfaces with Information Seeking Theory. In: 1st International Collaborative Search Workshop, 20th June 2008, Pittsburgh, PA, USA..
- [33] PRATT, W. (1997) Dynamic organization of search results using the UMLS. American Medical Informatics Association Fall Symposium, 480, 4.
- [34] Ka-Ping Yee, Kirsten Swearingen, Kevin Li, and Marti Hearst. 2003. Faceted metadata for image search and browsing. In Procs. of CHI '03, Fort Lauderdale, FL, April.
- [35] E. Stoica, M.A. Hearst, and M. Richardson. Automating Creation of Hierarchical Faceted Metadata Structures. In Human Language Technologies: The Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics (NAACL–HLT 2007), pages 244–251, 2007.
- [36] M. Hearst, “The use of categories and clusters for organizing retrieval results,” in *Natural Language Information Retrieval*, (T. Strzalkowski, ed.), Boston: Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [37] D.R. Cutting, D. Karger, and J.O. Pedersen. Constant interaction–time Scatter/Gather browsing of very large document collections. In Proceedings of the 16th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and development in information retrieval (SIGIR'93), pages 126–135, Pittsburgh, PA, 1993.
- [38] Pirolli, P., et al. (1996). Scatter/gather browsing communicates the topic structure of a very large text collection. Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. Vancouver, British Columbia, Canada, ACM: 213-220.
- [39] M. Käki. Findex: Search Result Categories Help Users When Document Ranking Fails. Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI'05), pages 131–140, 2005.
- [40] Hsinchun Chen, Andrea L. Houston, Robin R. Sewell, and Bruce R. Schatz. Internet browsing and searching: User evaluations of category map and concept space techniques. Journal of the American Society for Information Sciences, 49(7), 1998
- [41] MILLEN, D. R., FEINBERG, J. & KERR, B. (2006) Dogear: Social bookmarking in the enterprise. Proceedings of the SIGCHI conference on Human Factors in computing systems, 111-120.

- [42] Shneiderman, Ben, Dynamic Queries for Visual Information Seeking, in IEEE Software, 11(6): 70-77, 1994.
- [43] William J. Wiswesser (1982). "How the WLN began in 1949 and how it might be in 1999". J. Chem. Inf. Comput. Sci. 22 (2): pp 88–93.
- [44] SMILES, a Chemical Language and Information System. 1. Introduction to Methodology and Encoding Rules
- [45] James, C. A.; Weininger, D.; Delany, J. Daylight Theory Manual, SMARTS Theory; 2000.  
<http://www.daylight.com/dayhtml/doc/theory/theory.smarts.html>.
- [46] ChemFinder User's Guide. [www.camsoft.co.kr/services/documentation/ChemFinder\\_BioViz.pdf](http://www.camsoft.co.kr/services/documentation/ChemFinder_BioViz.pdf)
- [47] Michael Kazhdan, Thomas Funkhouser, Szymon Rusinkiewicz. Shape Matching and Anisotropy[ J] . ACM Transactions on Graphics, 2004, 23( 3) : 623- 629 .
- [48] Patrick Min, Joyce Chen, and Thomas Funkhouser, " A 2D Sketch Interface for a 3D Model Search Engine," SIGGRAPH 2002 Technical Sketches, p. 138, July, 2002
- [49] Vladimir G. Kim, Wilmot Li, Niloy Mitra, Stephen DiVerdi, and Thomas Funkhouser, Exploring Collections of 3D Models using Fuzzy Correspondences, ACM Transactions on Graphics (Proc. SIGGRAPH), August 2012
- [50] D Y Chen, M Ouhyoung. A 3D Object Retrieval System Based on Multi-resolution Reeb Graph[ C] . Taiwan: Proc. of Computer Graphics Workshop, 2002. 16 -20.
- [51] Eitz, M., et al. (2009). A descriptor for large scale image retrieval based on sketched feature lines. Proceedings of the 6th Eurographics Symposium on Sketch-Based Interfaces and Modeling. New Orleans, Louisiana, ACM: 29-36.
- [52] Chen, T., et al. (2009). Sketch2Photo: internet image montage. ACM SIGGRAPH Asia 2009 papers. Yokohama, Japan, ACM: 1-10.
- [53] Philip A. Legg, D. H. S. C., Matthew L. Parry, Rhodri Bown, Mark W. Jones, Iwan W. Griffiths (2013). "Transformation of an Uncertain Video Search Pipeline to a Sketch-based Visual Analytics Loop." TVCG.
- [54] Lei Chen, M. Tamer szu, and Vincent Oria. 2005. Using multi-scale histograms to answer pattern existence and shape match queries. In *Proceedings of the 17th international conference on Scientific and statistical database management (SSDBM'2005)*, CA, US, 217-226.
- [55] Fu, T.-c. (2011). "A review on time series data mining." Eng. Appl. Artif. Intell. **24**(1): 164-181.
- [56] Wattenberg, M. (2001). Sketching a graph to query a time-series database. CHI '01 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems. Seattle, Washington, ACM: 381-382.
- [57] Roth W. MIMSY: a system for analyzing time series data in the stock market domain. Master's thesis, Department of Computer Science, University of Wisconsin, 1993.
- [58] Wongsuphasawat, Krist, and Ben Shneiderman. "Finding comparable temporal categorical records: A similarity measure with an interactive visualization." Visual Analytics Science and Technology, 2009. VAST 2009. IEEE Symposium on. IEEE, 2009.
- [59] Hochheiser H, Shneiderman B. Dynamic query tools for time series data sets: timebox widgets for interactive exploration[J]. Information Visualization, 2004, 3(1): 1-18.
- [60] Bernard, r., et al. (2010). A visual digital library approach for time-oriented scientific primary data. Proceedings of the 14th European conference on Research and advanced technology for digital libraries. Glasgow, UK, Springer-Verlag: 352-363.
- [61] Dörk M, Williamson C, Carpendale S. Towards visual web search: Interactive query formulation and search result visualization[J]. WSSP. Madrid, Spain, 2009.
- [62] Olsen, Kai A., et al. Visualization of a document collection: The VIBE system. Information Processing &

Management 29.1 (1993): 69-81

[63] Hearst, Marti A. TileBars: visualization of term distribution information in full text information access. Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems. ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., 1995.

[64] Andrews, Keith, et al. Search result visualisation with xfind. User Interfaces to Data Intensive Systems, 2001. UIDIS 2001. Proceedings. Second International Workshop on. IEEE, 2001.

[65] Andrews K, Kienreich W, Sabol V, et al. The infosky visual explorer: exploiting hierarchical structure and document similarities[J]. Information Visualization, 2002, 1(3-4): 166-181.

[66] Kampanya, N., Shen, R., Kim, S., North, C., Fox, E. Citiviz: A Visual User Interface to the CITIDEL System. In Proceedings of the European Conference on Digital Libraries '04, pp. 122-133.

[67] Shen, R., Vemuri, N., Fan, W., da S. Torres, R. and Fox, E. A. Exploring digital libraries: integrating browsing, searching, and visualization. In Proceedings of the IEEE/ACM Joint Conference on Digital Libraries '06, pp. 1-10.

[68] Clarkson E, Desai K, Foley J. Resultmaps: Visualization for search interfaces[J]. Visualization and Computer Graphics, IEEE Transactions on, 2009, 15(6): 1057-1064.

[69] Nocaj, Arlind, and Ulrik Brandes. Organizing search results with a reference map. Visualization and Computer Graphics, IEEE Transactions on 18.12 (2012): 2546-2555.

[70] Dork, Marian, et al. Visgets: Coordinated visualizations for web-based information exploration and discovery. Visualization and Computer Graphics, IEEE Transactions on 14.6 (2008): 1205-1212.

[71] Cao N, Sun J, Lin Y R, et al. Facetatlas: Multifaceted visualization for rich text corpora[J]. Visualization and Computer Graphics, IEEE Transactions on, 2010, 16(6): 1172-1181.

[72] Collins, Christopher, Fernanda B. Viegas, and Martin Wattenberg. Parallel tag clouds to explore and analyze faceted text corpora. Visual Analytics Science and Technology, 2009. VAST 2009. IEEE Symposium on.

[73] Marian Dörk, Nathalie Henry Riche, Gonzalo Ramos, and Susan Dumais. PivotPaths: Strolling through Faceted Information Spaces. TVCG: IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics (Proceedings InfoVis 2012). 18(12), pages 2709-2718, Dec 2012.

[74] Lin C Y, Ehrlich K, Griffiths-Fisher V, et al. Smallblue: People mining for expertise search[J]. MultiMedia, IEEE, 2008, 15(1): 78-84.

[75] Marcus A, Bernstein M S, Badar O, et al. Twitinfo: aggregating and visualizing microblogs for event exploration[C]//Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. ACM, 2011: 227-236.

[76] E. R. Gansner, Y. Hu, and S. North. Visualizing streaming text data with dynamic graphs and maps. In Proceedings of the 20th international conference on Graph Drawing. SpringerVerlag, 2012.

【 10 】 Broder, A. (2002) A taxonomy of web search. SIGIR Forum. 36:2. p. 3-10